

# Energía verde: identificación de tendencias en la sociedad mediante la minería de datos aplicada a *Twitter* para la toma de decisiones estratégicas

Green energy: identifying development trends in society using *Twitter* data mining to make strategic decisions

Enara Zarrabeitia-Bilbao; Jordi Morales-i-Gras; Rosa-María Rio-Belver; Gaizka Garechana-Anacabe

**Note:** This article can be read in its English original version on:  
<https://revista.profesionaldelainformacion.com/index.php/EPI/article/view/86560>

Cómo citar este artículo.

Este artículo es una traducción. Por favor, cite el original inglés:

Zarrabeitia-Bilbao, Enara; Morales-i-Gras, Jordi; Rio-Belver, Rosa-María; Garechana-Anacabe, Gaizka (2022). "Green energy: identifying development trends in society using *Twitter* data mining to make strategic decisions". *Profesional de la información*, v. 31, n. 1, e310114.  
<https://doi.org/10.3145/epi.2022.ene.14>

Artículo recibido el 10-06-2021  
Aceptación definitiva: 07-10-2021



**Enara Zarrabeitia-Bilbao** ✉

<https://orcid.org/0000-0002-2347-3885>

Universidad del País Vasco/Euskal Herriko Unibersitatea

Escuela de Ingeniería de Bilbao  
Plaza Ingeniero Torres Quevedo, 1  
48013 Bilbao, Spain  
[enara.zarrabeitia@ehu.eus](mailto:enara.zarrabeitia@ehu.eus)



**Jordi Morales-i-Gras**

<https://orcid.org/0000-0003-4173-3609>

Universidad del País Vasco/Euskal Herriko Unibersitatea

Facultad de CC.SS. y de la Comunicación  
Campus Leioa, Barrio Sarriena, s/n  
48940 Leioa (Bizkaia), España  
[morales.jordi@gmail.com](mailto:morales.jordi@gmail.com)



**Rosa-María Rio-Belver**

<https://orcid.org/0000-0002-4244-9098>

Universidad del País Vasco/Euskal Herriko Unibersitatea

Escuela de Ingeniería de Vitoria-Gasteiz  
C/ Nieves Cano, 12  
01007 Vitoria, Spain  
[rosamaria.rio@ehu.eus](mailto:rosamaria.rio@ehu.eus)



**Gaizka Garechana-Anacabe**

<https://orcid.org/0000-0002-1913-3239>

Universidad del País Vasco/Euskal Herriko Unibersitatea

Facultad de Economía y Empresa (Elcano)  
C/ Elcano, 21  
48008 Bilbao, Spain  
[gaizka.garechana@ehu.eus](mailto:gaizka.garechana@ehu.eus)

## Resumen

Este estudio analiza la contribución de *Twitter* a la energía verde. Se estudiaron más de 200.000 tweets globales enviados durante 2020 que contenían los términos "green energy" o "greenenergy". Los tweets se capturaron mediante *web scraping* y se procesaron utilizando algoritmos y técnicas para el análisis de conjuntos de datos masivos de redes sociales. En particular, se determinaron las relaciones entre los usuarios (a través de las menciones) según el algoritmo Louvain multilevel para identificar comunidades y analizar métricas tanto a nivel global (densidad y centralización) como a nivel de nodos (centralidad). Posteriormente, el contenido de la conversación se sometió a un análisis semántico (co-ocurrencia de las palabras más relevantes), a un análisis de hashtags (análisis de frecuencia) y a un análisis de sentimiento (mediante el modelo *Vader*). Los resultados revelan 9 comunidades principales e identifica sus líderes, los 3 temas principales de conversación y el estado emocional de la discusión digital. Las citadas comunidades giran en torno a la política, las cuestiones socioeconómicas y el activismo medioambiental, mientras que el contenido de las conversaciones, se desarrolla mayoritariamente en términos positivos, y se centra en las fuentes de energía verde y su almacenamiento, estando

alineadas con las principales comunidades identificadas, es decir, con cuestiones políticas, socioeconómicas y de cambio climático. Aunque la mayoría de las conversaciones han versado sobre temas socioeconómicos, la presencia de relatos de empresas líderes ha sido menor. El objetivo principal de este trabajo es dar los primeros pasos hacia una metodología innovadora de inteligencia competitiva para estudiar y determinar las tendencias de diferentes campos científicos o tecnológicos en la sociedad que permita la toma de decisiones estratégicas.

### Palabras clave

Energía verde; *Twitter*; Análisis de redes sociales; Análisis semántico; Análisis de sentimientos; *Big data*; Datos masivos; Inteligencia empresarial; Análisis de datos; Análisis de texto; Análisis social; Redes sociales; Medios sociales; Medio ambiente; Energías renovables.

### Abstract

This study analyzes *Twitter's* contribution to green energy. More than 200,000 global tweets sent during 2020 containing the terms “green energy” OR “greenenergy” were analyzed. The tweets were captured by web scraping and processed using algorithms and techniques for the analysis of massive datasets from social networks. In particular, relationships between users (through mentions) were determined according to the Louvain multilevel algorithm to identify communities and analyze global (density and centralization) and node-level (centrality) metrics. Subsequently, the content of the conversation was subject to semantic analysis (co-occurrence of the most relevant words), hashtag analysis (frequency analysis), and sentiment analysis (using the Vader model). The results reveal nine main communities and their leaders, as well as three main topics of conversation and the emotional state of the digital discussion. The main communities revolve around politics, socioeconomic issues, and environmental activism, while the conversations, which have developed mostly in positive terms, focus on green energy sources and storage, being aligned with the main communities identified, i.e., on political, socioeconomic, and climate change issues. Although most of the conversations have been about socioeconomic issues, the presence of leading company accounts was minor. The main aim of this work is to take the first steps toward an innovative competitive intelligence methodology to study and determine trends within different scientific fields or technologies in society that will enable strategic decisions to be made.

### Keywords

Green energy; *Twitter*; Social network analysis; Semantic analysis; Sentiment analysis; Big data; Business intelligence; Data analytics; Text analytics; Social analytics; Social networks; Social media; Environment; Renewable energy.

## 1. Introducción

La aparición de internet, su expansión masiva desde los años noventa en todo el mundo y su posterior implantación en la vida cotidiana a través de innumerables dispositivos conectados, han facilitado la materialización de lo que se conoce como datos masivos o *big data*:

“Recogida de conjuntos de datos tan grandes y complejos que resultan difíciles de procesar mediante las herramientas de gestión de bases de datos disponibles o las aplicaciones tradicionales de procesamiento de datos” (Oguntimilehin; Ademola, 2014; Morales-i-Gras, 2020).

En cuanto a este nuevo paradigma comunicativo, es evidente que, al ser “big”, el adjetivo que precede a “data”, se da importancia al volumen. Sin embargo, hay que tener en cuenta que también hay otras cuestiones que son igualmente importantes a la hora de caracterizar este paradigma comunicativo; es decir, el tamaño importa, pero no lo es todo (Morales-i-Gras, 2020). Otros conceptos que también deben considerarse son, además del volumen, la variedad, velocidad, valor, veracidad, validez, virtualidad, visualización, variabilidad y complejidad (Laney, 2001; Khan; Uddin; Gupta, 2014; Oguntimilehin; Ademola, 2014; Patgiri; Ahmed, 2016; Morales-i-Gras, 2020).

Así, una de las principales características de lo que llamamos big data es la variedad en el formato y las fuentes de datos. El paradigma del big data se nutre simultáneamente de datos procedentes de los servicios financieros, de comercios, industria, sanidad, etc., y en un alto grado de las redes sociales o medios sociales (Morales-i-Gras, 2020), siendo *Twitter* uno de sus principales representantes.

Con el desarrollo de la web 2.0 y el microblogging, *Twitter* desempeña un papel importante como espacio de conversación local, nacional e internacional, y los diferentes debates creados en la plataforma digital tienen un gran impacto en diversos sectores de la vida real (Cossu; Dugué; Labatut, 2015; Li et al., 2016). Por lo tanto, *Twitter*, entre otros, contribuye a la comprensión de la ciencia por parte del público general (Veltri, 2012).

Asimismo, cada vez más empresas empiezan a darse cuenta de la importancia que las redes sociales en general, y *Twitter* en particular, deben tener en sus estrategias empresariales. Al recopilar y analizar los datos de las redes sociales, junto con otros datos de inteligencia empresarial, las empresas pueden obtener un mayor conocimiento de quiénes son sus competidores y consumidores, lo que les permite tomar mejores decisiones (Soussan; Trovati, 2020). Por ello, las empresas están trabajando en programas que les permitan filtrar la información que recogen de *Twitter*, para

“ *Twitter* contribuye a la comprensión de la ciencia por parte del público general ”

convertirla en datos valiosos y, posteriormente, mediante la inteligencia empresarial, en conocimiento. En este sentido, existen varias formas de obtener inteligencia empresarial competitiva a través de *Twitter*, como el análisis de los tweets de los clientes y de los competidores, la identificación de los seguidores de los competidores o el seguimiento de un tema estratégico, como se realiza en este caso.

Las redes sociales en general, y *Twitter* en particular, han transformado la conversación pública sobre diversos temas. Estos debates abiertos desempeñan un papel fundamental en la formación de la opinión pública sobre diferentes cuestiones, como el cambio climático, el calentamiento global y el activismo medioambiental (Holmberg; Hellsten, 2015; Veltri; Atanasova, 2017; Reyes-Menéndez; Saura; Álvarez-Alonso, 2018; Dahal; Kumar; Li, 2019).

En este estudio nos centramos en los tweets relativos a la energía verde, un subconjunto de la energía renovable que representa aquellos recursos y tecnologías de energía renovable que proporcionan el mayor beneficio medioambiental. Las fuentes principales son la solar, la eólica, la geotérmica, el biogás, la biomasa elegible y las pequeñas hidroeléctricas de bajo impacto (figura 1) (EPA, 2019).

Energías convencionales	Energías renovables			
Carbón	Grandes centrales hidroeléctricas	Energías verdes		
Nuclear		Eólica	Solar	Biomasa
Petróleo	Residuos sólidos urbanos	Geotérmica	Biogás	Energía hidráulica de bajo impacto
Gas natural				
Menos beneficiosa	Más beneficiosa	La más beneficiosa		

Figura 1. Energía verde en función de sus beneficios ambientales relativos (EPA, 2019)

Según la *Organización Meteorológica Mundial (OMM)*, 2019 fue el segundo año más cálido registrado, después de 2016. El desarrollo de energías respetuosas con el medio ambiente es esencial para combatir el cambio climático y limitar sus efectos más devastadores. En este sentido, las fuentes de energía convencionales son un motivo importante de contaminación y de emisiones de gases de efecto invernadero. Para 2030, la Unión Europea aboga por que el 32% de la energía que consumimos provenga de fuentes renovables y pretende liderar la transición hacia las energías limpias y el cumplimiento de los objetivos establecidos por el Acuerdo de París de 2016 (European Parliament, 2018).

Por lo tanto, transitar hacia la energía verde podría ayudar a mejorar el medio ambiente, así como apoyar el desarrollo de las energías renovables, reducir la huella de carbono asociada a la electricidad comprada y proteger contra futuros aumentos y volatilidad del precio de la electricidad, entre otros (EPA, 2019).

Este estudio pretende utilizar *Twitter* para explorar las tendencias sociales en materia de energía verde. Para ello se han analizado las principales comunidades que forman parte de la conversación digital, así como las conversaciones a las que han dado lugar. La idea principal es establecer los primeros pasos de una metodología innovadora de inteligencia competitiva para estudiar y determinar tendencias de diferentes campos científicos o tecnológicos en la sociedad que permitan la toma de decisiones estratégicas.

## 2. Minería de datos aplicada a *Twitter* y a cuestiones medioambientales

El proceso mediante el cual se explotan los datos como materia prima y se genera valor se conoce como minería de datos, una operación que consiste esencialmente en capturar una serie de registros de información e interpretarlos para crear un patrón que proporcione ideas accionables (Morales-i-Gras, 2020).

Como muchas otras redes sociales, *Twitter* es una gran fuente de datos. Por ello, numerosos estudios que aplican minería de datos se han centrado en esta plataforma social, en general, y en temas medioambientales, en particular. Así, temas medioambientales como sostenibilidad, cambio climático, calentamiento global, contaminación, energía, y en concreto, energías renovables, entre otros, han sido estudiados utilizando los datos que proporciona *Twitter*.

La sostenibilidad, el concepto más genérico, se utiliza ampliamente para referirse a cuestiones que son buenas y deseables, normalmente consideradas en el contexto de cuestiones medioambientales (Pilär et al., 2019). Los análisis de las principales comunidades y temas relacionados con el hashtag #sustainability en *Twitter* han concluido que el medio ambiente, el cambio climático y la energía verde, entre otros, son conceptos relacionados con la sostenibilidad (Adi, 2018; Pilär et al., 2019; Shen; Luong; Pham, 2021). Asimismo, se han analizado las dimensiones sociopolíticas de las transiciones de la sostenibilidad energética utilizando datos de *Twitter* (Labonte; Rowlands, 2021).

No obstante, cabe señalar que, desde finales de 2016 (el año más caluroso de la historia, según la *OMM*), el calentamiento global y, por tanto, el cambio climático, se han convertido en temas candentes entre otras cuestiones medioam-

bientales (Mooney; Winstanley; Corcoran, 2009), lo que también se ha reflejado en varios estudios basados en datos de *Twitter*. Algunos estudios han aplicado técnicas como el análisis de sentimientos a un conjunto de tweets relacionados con el cambio climático, revelando cómo cambia el sentimiento a lo largo del tiempo y la ubicación (Cody *et al.*, 2015; Dahal; Kumar; Li, 2019; Prabhakar, 2019), o el modelado de temas para identificar los temas de discusión sobre el cambio climático (Dahal; Kumar; Li, 2019; Prabhakar, 2019). Incluso se han estudiado las diferencias en la comunicación en *Twitter* sobre el tema en función del género (masculino o femenino) (Holmberg; Hellsten, 2015).

La contaminación es otro tema que se ha estudiado recientemente utilizando la minería de datos aplicada a *Twitter*. Entre otros, se ha realizado un modelo para clasificar automáticamente los tweets sobre la contaminación y el tráfico utilizando algoritmos de aprendizaje automático supervisado para la clasificación de textos (Chamorro *et al.*, 2020), así como el análisis de usuarios y contenidos de las PM2,5 (partículas de diámetro inferior a 2,5 µm) como indicador de la contaminación atmosférica (Chen; Tu; Zheng, 2017).

En el caso de la energía, se han realizado estudios tanto de las energías convencionales como de las renovables o verdes. Como se ha mencionado previamente, diversos problemas globales han hecho de las energías renovables una opción no de futuro sino de presente, mientras que los combustibles fósiles tradicionales están perdiendo su papel central en los países más industrializados (Fernández-Arias, 2017). Asimismo, la energía nuclear ha sido desplazada de su posición preferente en el sistema energético de varios países; esto se debe a factores políticos, económicos e incluso técnicos, pero sobre todo a la gran controversia social que ha existido y existe en torno a su desarrollo y explotación (Fernández-Arias; Cuevas; Vergara, 2021). En consecuencia, la energía nuclear ha sido objeto de estudio en repetidas ocasiones en *Twitter*, y varios estudios han analizado el sentimiento y la opinión de los usuarios de *Twitter* sobre este tipo de fuente energética (Kim *et al.*, 2016; Gupta; Ripberger; Wehde, 2018; Khatua *et al.*, 2020).

En el caso de las energías renovables, aunque son una realidad indiscutible, la aceptación y el apoyo del público son factores relevantes tanto para las políticas de energías renovables como para las condiciones del mercado (Kim *et al.*, 2020). En consecuencia, diversos estudios han analizado los sentimientos de los usuarios de *Twitter* en relación a las energías renovables en general (Jain; Jain, 2019), así como a tipos específicos como la energía solar (Reboredo; Ugolini, 2018; Li *et al.*, 2019; Kim *et al.*, 2020).

En general, las cuestiones medioambientales debatidas en *Twitter* se analizan a través de las conversaciones sobre los temas principales, las comunidades resultantes y, sobre todo, el análisis de sentimiento.

El objetivo del presente estudio es utilizar *Twitter* para identificar a los diferentes actores, temas y opiniones y, de este modo, elaborar una herramienta para la toma de decisiones. En este caso concreto, el análisis se realiza para las energías verdes, un tema para el que se carece de este tipo de análisis hasta la fecha. Para lograr este propósito, se aplica una combinación de diferentes técnicas y softwares de minería de datos y big data.

### 3. Metodología de la investigación

El objetivo principal de este estudio es la identificación de tendencias de la energía verde en la sociedad mediante la minería de datos aplicada a *Twitter*. El procedimiento y las herramientas utilizadas en este estudio se resumen en la figura 2.

La primera etapa del análisis consistió en especificar la energía verde como tema. A continuación, se definió la terminología de búsqueda adecuada y se adaptó la misma a *Twitter*: “green energy” OR “greenenergy”. El primero de los términos se eligió debido a que es el término exacto de estudio, mientras que el segundo se eligió para recoger los tweets que contenían, entre otros, el hashtag #greenenergy.

Los datos se recopilaron a nivel mundial entre el 1 de enero y el 31 de diciembre de 2020 mediante *web scraping*, que se basa en un conjunto de técnicas automatizadas para extraer información de forma sistemática de los sitios web (Morales-i-Gras, 2020). Una empresa especializada en la captura de datos proporcionó la aplicación para el *scraping* de datos de *Twitter* y la obtención de los tweets.

Para limpiar y refinar los datos se utilizó:

- *OpenRefine*: aplicación de código abierto basada en Java que permite limpiar y organizar los datos (OpenRefine, 2021);
- *Orange Data Mining*: aplicación de código abierto para minería de datos y análisis predictivo (Ljubljana-University, 2021).

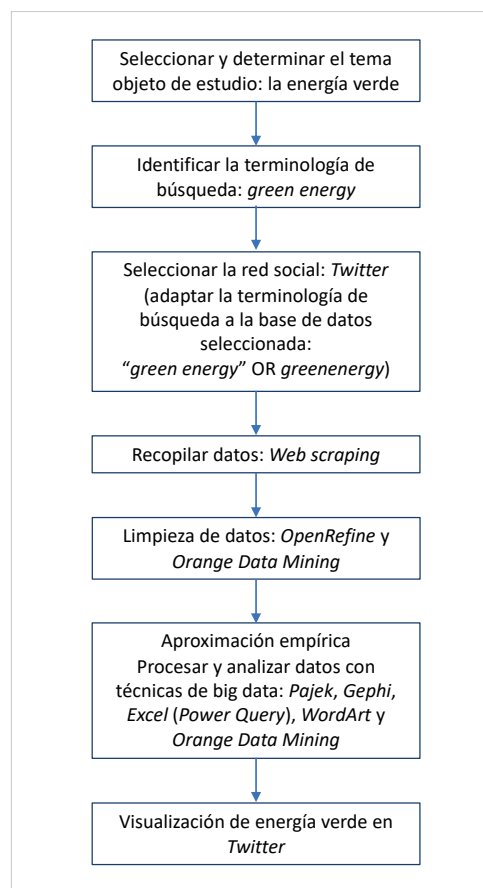


Figura 2. Flujo de trabajo del procedimiento y herramientas utilizadas.



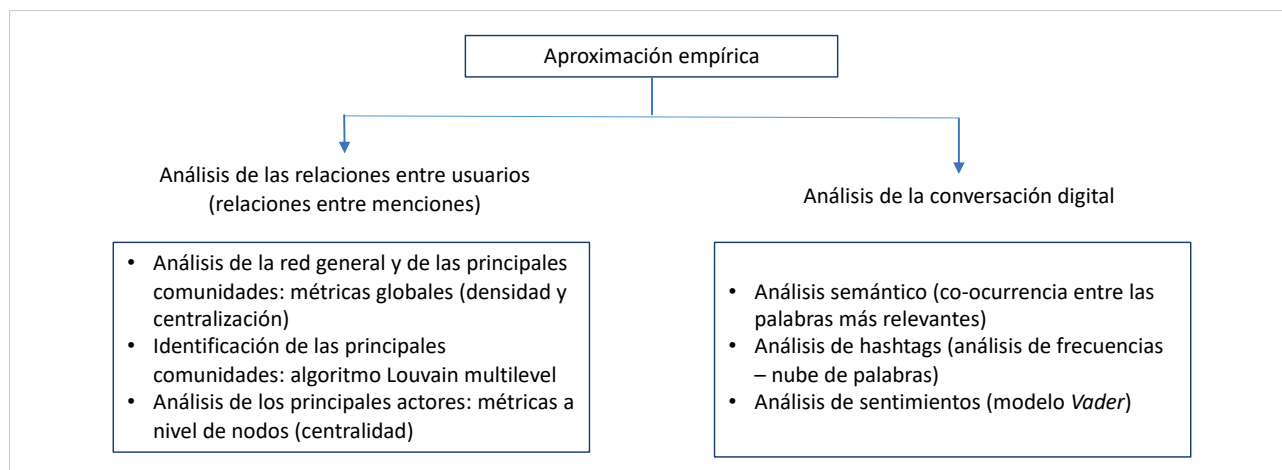


Figura 3. Enfoque empírico de la investigación

Para el análisis, el enfoque empírico se realizó en dos etapas (figura 3).

En primer lugar se procesaron y estudiaron los datos mediante técnicas de análisis de redes sociales (ARS) (Larrondo-Ureta; Morales-i-Gras; Orbezo-Terradillos, 2019; Orbezo-Terradillos; Larrondo-Ureta; Morales-i-Gras, 2020). En esta primera etapa se analizaron las relaciones establecidas entre los usuarios en la conversación digital a través de las menciones en *Twitter*; es decir, una vez extraídas las menciones, se sintetizó una red a partir de qué usuarios mencionaban a otros usuarios en la propia conversación.

El análisis de las comunidades (clusters) involucradas se realizó con el algoritmo Louvain multinivel (Blondel *et al.*, 2008), utilizando el algoritmo adecuado para tal caso, tal como se presenta en el trabajo de Morales-i-Gras (2017). Este algoritmo permite generar comunidades de nodos (usuarios o perfiles) densamente interconectados, es decir, comunidades que se involucran en diferentes conversaciones identificadas a través de los datos (menciones). El algoritmo se aplicó de forma aleatoria y considerando que la red está ponderada. Los nodos de la red se agruparon secuencialmente, y se evaluó permanentemente la ganancia o pérdida en el estadístico de modularidad (Newman; Girvan, 2004) para estimar la calidad descriptiva de una partición comunitaria midiendo la porción de conexiones entre nodos que caen dentro de esos módulos. La partición de comunidades resultante puede ser evaluada utilizando este estadístico, donde una modularidad mayor a 0,3 se considera estadísticamente significativa (Orbezo-Terradillos; Morales-i-Gras; Larrondo-Ureta, 2019). Las diferentes métricas se generaron utilizando Pajek [programa de código abierto para el análisis y la visualización de grandes redes (Mrvar; Batagelj, 2021)], y los gráficos se visualizaron utilizando Gephi [programa de código abierto basada en Java para el análisis y la visualización de redes (Bastian; Heimann; Jacomy, 2009)]. Se utilizó Power Query [programa de preparación y transformación de datos en Excel (Microsoft, 2021)] para realizar un análisis más detallado de las comunidades.

En cuanto a las métricas específicas utilizadas para analizar la relación entre los usuarios, dentro del ARS, se pueden reconocer dos niveles básicos de análisis, correspondientes a redes completas y a actores o nodos individuales (Aguilar-Gallegos; Martínez-González; Aguilar-Ávila, 2017).

Dado que una red social se define por los vínculos que forman los actores que la componen, es importante, en primer lugar, describir la red global. Para ello, en este estudio se han analizado dos de las métricas más utilizadas en ARS que ayudan a caracterizar el conjunto de la red, como son la densidad y la centralización (Aguilar-Gallegos; Martínez-González; Aguilar-Ávila, 2017). Por un lado, la densidad es una medida de la cohesión entre los actores de la red (Borgatti; Everett; Johnson, 2013), descrito como una proporción del número de enlaces existentes y número de enlaces posibles en la red. Por otro lado, el nivel de centralización de la red es un indicador que mide la diferencia entre los niveles de centralidad de los actores, proporcionando información sobre la existencia de nodos dominantes (Freeman, 1978). En concreto, el grado de centralización de entrada, el grado de centralización de salida y la centralización de intermediación, indican lo cerca que está la red de comportarse como una red en estrella, con un actor desempeñando un papel central y controlando toda la red (para valores cercanos a 1) o lo alejada que está de dicho comportamiento (para valores cercanos a 0) (Velázquez-Álvarez; Aguilar-Gallegos, 2005):

- el grado de centralización de entrada revela si la recepción de menciones está centralizada en usuarios específicos;
- el grado de centralización de salida representa si la salida de menciones está centralizada en usuarios concretos;
- la centralización de intermediación puede mostrar si la intermediación en la red está distribuida horizontalmente o concentrada en manos de unos pocos usuarios.

En cuanto a las métricas a nivel de nodos, el grado de centralidad (de entrada y de salida) y la centralidad de intermediación, utilizados tradicionalmente en el ARS, se consideran indicadores de primer orden (que vinculan directamente a dos nodos a través de un solo paso) (Aguilar-Gallegos *et al.*, 2016). El grado de entrada se refiere al número de enlaces

que un actor recibe de otros, mientras que el grado de salida es el número de enlaces que un actor envía a otros (**De-Nooy; Mrvar; Batagelj**, 2018). Así, es posible analizar qué usuarios reciben más menciones (es decir, los líderes de la conversación) y los que emiten más menciones (es decir, los impulsores de la conversación). La intermediación se basa en la frecuencia con la que un nodo se encuentra entre los caminos más cortos (geodésicos) que conectan a pares de otros nodos en la red (**Freeman**, 1978) (siendo así influyente en la transmisión de información).

En la segunda etapa del enfoque empírico, se realizó un análisis semántico de la conversación digital global. Se generó una red entre los tweets y las palabras más relevantes de los tweets (las 150 palabras que se utilizaron con más frecuencia, para centrarse en las conversaciones más relevantes de la red). Posteriormente, tras eliminar las conexiones más débiles, se generó un grafo de palabras relevantes (nodos) en la conversación en función de en cuántos tweets coincidían (aristas). Para ello, se utilizó *Pajek* para transponer la red de dos modos a una red de un solo modo, y *Gephi* para la visualización y estudio de las relaciones entre palabras (comunidades o temas de la conversación generada).

Además, para completar la contextualización de las conversaciones, se estudiaron los hashtags más utilizados a través de su frecuencia de aparición y la visualización en una nube de palabras (**Ahuja; Shakeel**, 2017). Para esta visualización se utilizó *WordArt* [programa para crear nubes de palabras en línea (*WordArt*, 2021)].

Paralelamente se estudió el estado emocional de la conversación digital mediante el análisis de sentimientos con reglas heurísticas. Se aplicó el modelo *Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner (Vader)* debido a su idoneidad para analizar el sentimiento de los usuarios de *Twitter* (**Shen; Luong; Pham**, 2021).

Esta biblioteca basada en *Python* es un modelo de análisis de sentimientos basado en reglas y mejorado con léxico para textos de redes sociales (**Hutto; Gilbert**, 2014). La variable de salida "compound" equivale al sentimiento total de un tweet, representando el sentimiento más negativo con -1 (fuertemente negativo) y el sentimiento más positivo con 1 (fuertemente positivo) (*Ljubljana University*, 2021). Por lo tanto, se da una puntuación numérica a cada tweet, donde los valores positivos de 0 a 1 corresponden a estados emocionales positivos y los valores negativos de 0 a -1 corresponden a un estado emocional negativo, correspondiendo los valores cercanos a cero a un estado emocional neutro. Para todo este análisis se utilizó la aplicación *Orange Data Mining*.

Se demuestra la influencia recíproca de *Twitter* y la televisión, incluso para temas científicos o técnicos como la energía verde

#### 4. Resultados y discusión

La consulta recuperó 236.233 tweets sobre energía verde durante 2020 de un total de 107.873 usuarios únicos. La distribución temporal de los de tweets por día se muestra en la figura 4.

Como era de esperar, la distribución temporal de los tweets no fue constante, ya que los distintos acontecimientos que tuvieron lugar a lo largo del año generaron más o menos actividad en la red.

El 23 de octubre se observó una actividad inusualmente intensa<sup>1</sup> (3.337 tweets frente a la media de 645 diarios), influenciada por el debate electoral televisado en EUA, en el que uno de los temas tratados fue el cambio climático. Por primera vez desde 2008, el cambio climático apareció como tema en el debate televisado entre los dos candidatos a las elecciones presidenciales estadounidenses. El debate, de unos 10 minutos de duración (*YouTube*, 2020), generó una enorme actividad en la red social sobre las energías verdes, entre otros. Así, se demuestra la influencia recíproca de *Twitter* y la televisión (**Macmillan**, 2015), incluso para temas científicos o técnicos como la energía verde.

Asimismo, y también como era de esperar, casi todos los tweets fueron en inglés (ya que se utilizó un término inglés para la búsqueda), quedando muy por detrás el segundo y el tercer idioma más utilizados (el italiano, con un 0,87% y el español, con un 0,81%, respectivamente).

Por último, para ofrecer una visión general de los tweets publicados, cabe destacar que el 63,6% fueron tweets originales, el 36,3% fueron respuestas y el 0,1% fueron tweets citados.

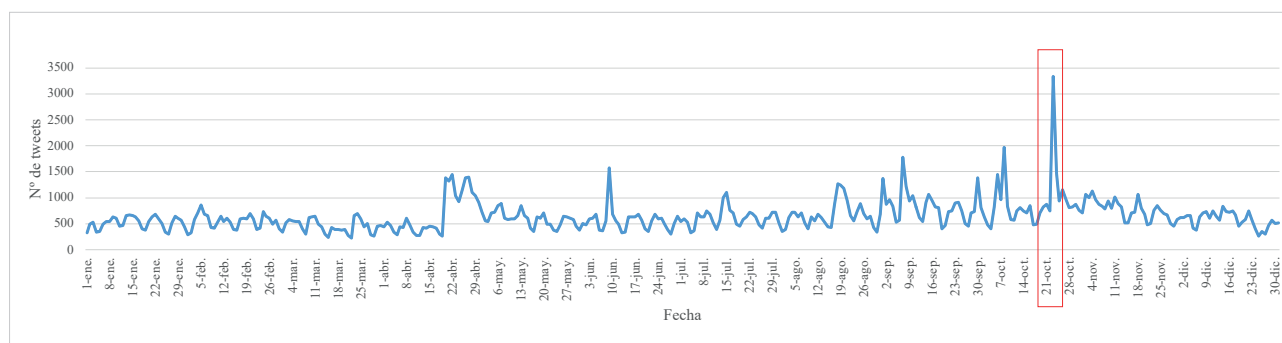


Figura 4. Tendencia general de los tweets a lo largo de 2020

#### 4.1. Relaciones establecidas entre los usuarios

En cuanto a la conversación capturada, la tabla 1 presenta los valores obtenidos en función de las relaciones establecidas entre los usuarios, a través de las menciones en *Twitter*, en el conjunto de la conversación digital.

Los datos de densidad indican que solo se materializaron el 0,0009% de las posibles conexiones entre usuarios, lo que sugiere que todavía hay muchas interpelaciones estratégicas pendientes de ser exploradas para la energía verde. El grado de centralización de entrada fue muy bajo (2,14%), por lo que pequeños grupos de usuarios no monopolizaron la recepción de menciones de la red. Además, el grado de centralización de salida también fue muy bajo (0,25%), por lo que no hubo un solo grupo que emitió la mayoría de las menciones en la red y las menciones estuvieron bastante bien distribuidas. Según la centralización de intermediación (0,05%), la intermediación en la red se distribuye horizontalmente en lugar de ser capitalizada por unos pocos usuarios.

Asimismo, se identificaron 13.262 comunidades en el gráfico de interacciones, con una modularidad de 0,86, lo que indica una estructura de comunidades de gran significado matemático. De estas comunidades, solo nueve acapararon más del 2% de los actores de la red, representando en conjunto el 35,25% de los actores de la conversación. Por lo tanto, esto equivale a una conversación extremadamente fragmentada y sin liderazgo absoluto.

La figura 5 muestra la posición que ocupa cada comunidad en la red global y sus conexiones con las demás comunidades. La primera columna corresponde al “número de comunidad (nombre asignado)”, siendo los números asignados aleatoriamente por el algoritmo (Louvain multinivel) a todas las comunidades, por lo tanto, no deben interpretarse como una ordenación. Las comunidades se denominan en función de sus características y líderes. La segunda columna corresponde al porcentaje de nodos (usuarios) que la comunidad representa sobre la red total, es decir, el “grado de presencia” que la comunidad tiene en toda la red. Por lo tanto, las principales comunidades no están clasificadas según el número de la comunidad, sino según su grado de presencia en la red.

Asimismo, la tabla 2 presenta las diferentes métricas para cada una de las comunidades, es decir, muestra cómo se distribuyen de forma equitativa o desigual las posibles conexiones entre los actores de cada comunidad, la recepción y la salida de las menciones, así como el comportamiento de la intermediación.

Tabla 1. Métricas de conversación

Densidad	0,000009
Grado de centralización de entrada	0,021358
Grado de centralización de salida	0,002479
Centralización de intermediación	0,000507
Número de clusters	13.262
Modularidad	0,860586

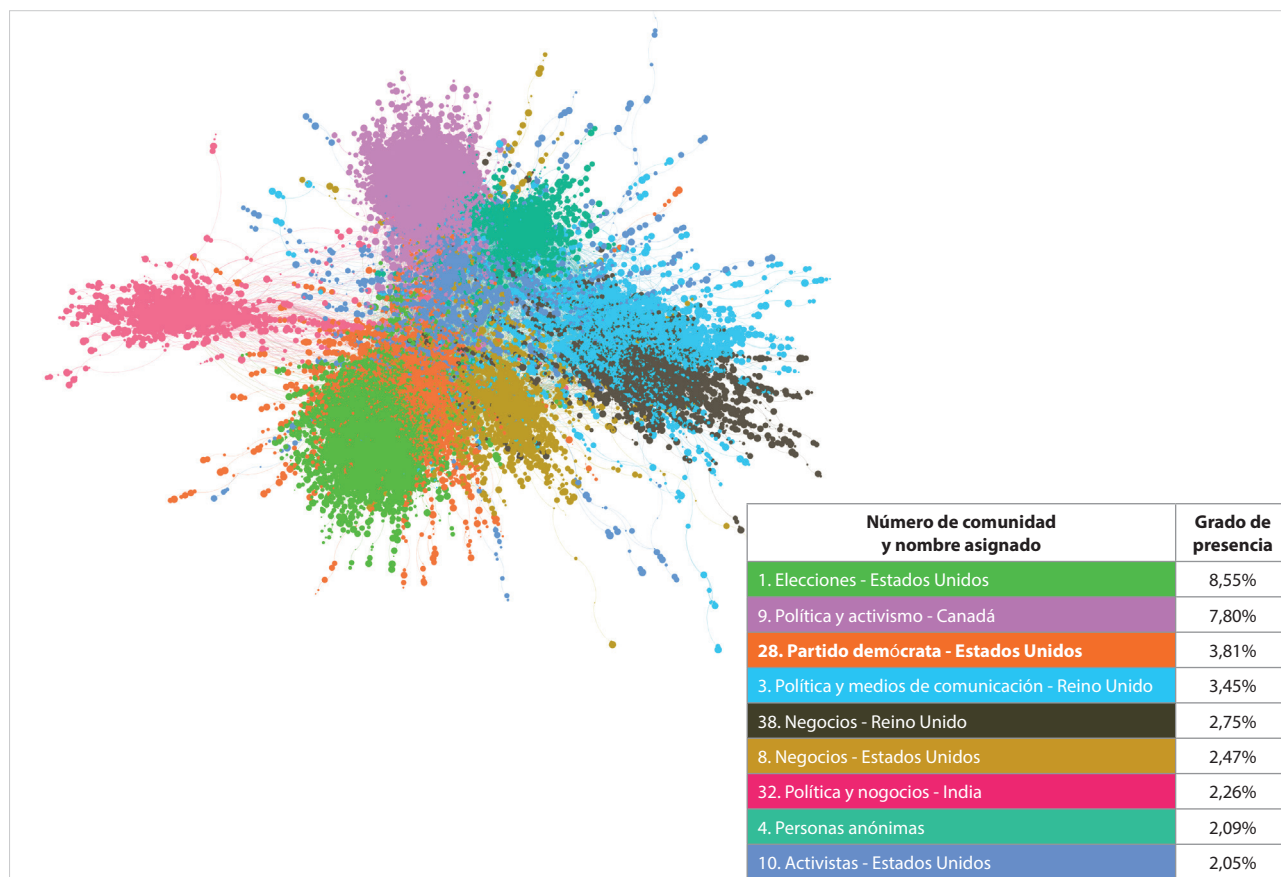


Figura 5. Red tras filtrar las 9 comunidades más importantes

Tabla 2. Métricas de conversación de las principales comunidades

Comunidad	Densidad	Grado de centralización de entrada	Grado de centralización de salida	Centralización de intermediación
1	0,000110	0,202083	0,006532	0,000003
9	0,000187	0,052864	0,013859	0,016102
28	0,000218	0,187076	0,006533	0,000012
3	0,000245	0,074105	0,021161	0,000689
38	0,000319	0,053904	0,026552	0,012724
8	0,000350	0,188600	0,018331	0,000076
32	0,000444	0,084158	0,022975	0,000416
4	0,001489	0,040848	0,111306	0,022971
10	0,000407	0,106413	0,015036	0,000110

Como era de esperar, la densidad de las comunidades principales, es decir, la coexistencia de las comunidades más destacadas, fue mayor que la densidad de la red global. Sin embargo, las densidades siguen siendo bajas. Esto puede sugerir que algunos de los nodos de las distintas comunidades pueden estar capitalizando muchos de los enlaces.

Sin embargo, aunque el grado de centralización de entrada de las comunidades destacadas es mayor que la de la red general, la métrica de estas comunidades no es alta. Son comunidades con diversos protagonistas y se tiende a interactuar con más de un actor, es decir, son comunidades donde muchos actores mencionan o interactúan con otros muchos actores (Larrondo-Ureta; Morales-i-Gras; Orbeago-Terradillos, 2019). Aun así, cabe destacar que en las comunidades 1, 28, 8 y 10 las menciones están más monopolizadas que en el resto de las comunidades.

En el caso del grado de centralización de salida, aunque la comunidad 4 destaca sobre las demás, esta métrica también es baja para todas las comunidades. Esto sugiere que no hay bots (cuentas con comportamiento automatizado), aunque esto debería ser verificado por otros métodos.

En el caso de las comunidades más importantes, las redes siguen estando distribuidas de forma muy horizontal en lugar de estar concentradas en manos de unos pocos.

Una vez aisladas las principales comunidades, fue posible observar sus respectivos liderazgos (los cinco primeros de cada comunidad) según el grado de entrada (tabla 3).

Tabla 3. Breve descripción de los principales líderes de las comunidades

	Líderes (grado de entrada)	Ubicación y perfil de los líderes
1	@realdonaldtrump, @joebiden, @gop, @kamalaharris, @speakerpelosi	Estados Unidos Principales políticos y partidos en campaña electoral.
9	@justintrudeau, @elizabethmay, @jkenney, @gmbutts, @fordnation	Canadá Políticos y activistas de rango elevado.
28	@aoc, @berniesanders, @sensanders, @andrewyang, @ewarren	Estados Unidos Políticos de rango elevado pertenecientes al Partido Demócrata.
3	@borisjohnson, @bbcnews, @rishisunak, @greenpeace, @googlenews	Reino Unido / internacional Políticos de rango elevado; ONG medioambiental; medios de comunicación.
38	@octopus_energy, @guardian, @bulbuk, @ecotricity, @green_energy_uk	Reino Unido Empresas británicas de energía sostenible; medio de comunicación.
8	@elonmusk, @tesla, @rbreich, @jimcramer, @gerberkawasaki	Estados Unidos Magnate de los negocios; empresa; economista; personalidad de la televisión (relacionada con las finanzas); financiero.
32	@narendramodi, @adanionline, @pmoindia, @gautam_adani, @mnreindia	India Primer ministro y ministerio del gobierno; gran grupo empresarial y el presidente del grupo.
4	@geraldkutney, @friendsoscience, @dawntj90, @jwspry, @roypentland	Canadá/Australia/indeterminado Personas y grupos anónimos con gran actividad en <i>Twitter</i> relacionados con el cambio climático, entre otros temas.
10	@mmflint, @billmckibben, @joshfoxfilm, @jeffgibbstc, @algore	Estados Unidos Activistas medioambientales de diferentes disciplinas (cineastas, escritores, políticos)



Analizando los 5 principales líderes de cada una de las comunidades, se observa una triple tipología de actores que participaron en las interacciones de la conversación:

- figuras de la esfera política (clusters 1, 9, 28, 3 y 32);
- actores del mundo empresarial (clusters 38 y 8);
- agentes del ámbito activista (clusters 4 y 10).

Se observa una triple tipología de actores que participaron en las interacciones de la conversación: figuras de la esfera política, actores del mundo empresarial y activistas

En cualquier caso, el ámbito político es el predominante.

El clúster 10 (el más pequeño) es el más conectado con las demás comunidades, como se muestra en la figura. 5. Se trata de agentes mundialmente conocidos cuya influencia procede del ámbito del entretenimiento más que de cuestiones políticas o empresariales; participan en la producción de contenidos consumidos en todo el mundo.

Aunque se requiere un análisis más profundo para confirmarlo, parece que las fronteras entre territorios también marcan las relaciones dentro de la red. Los líderes tienden a agruparse según el país: es decir, el tema de la “energía verde” no genera necesariamente conversaciones interterritoriales ni une los debates públicos transfronterizos. Por lo tanto, no se percibe como una cuestión internacional o con una agenda estratégica global común. Esto puede deberse a la legislación particular de cada país, que no cumple con la máxima ecologista: piensa globalmente, actúa localmente.

Asimismo, si se analizan las métricas de centralidad de la red general (tabla 4), las principales interpelaciones favorecen a los agentes políticos (con la excepción de @elonmusk) (grado de entrada), pero el número de menciones emitidas estuvo encabezado, como era de esperar, por personas anónimas y grupos con alta actividad en *Twitter* (grado de salida). Por último, aunque no hay mucho poder de intermediación en el sistema, cabe destacar que es la cuenta de una empresa la que tiene más poder (centralidad de intermediación).

Tabla 4. Métricas de centralidad (10 cuentas principales)

Perfil / comunidad	Centralidad de grado de entrada	Perfil / comunidad	Centralidad de grado de salida	Perfil / comunidad	Centralidad de intermediación			
@realdonaldtrump	1	3,237	@kctaz	4	377	@octopus_energy	38	0.000507
@joebiden	1	2,439	@0sundance	4	361	@jwspry	4	0.000503
@aoc	28	1,528	@paprkalady	4	290	@stanleedia	3	0.000430
@elonmusk	8	883	@mal1976retaf	2	285	@jorgenfaxholm	3	0.000428
@berniesanders	28	796	@dawnlou59339714	357	257	@drolkrad_eht	4	0.000417
@youtube	50	777	@barbarajdurkin	4	243	@dawntj90	4	0.000385
@justintrudeau	9	690	@medbennett	4	243	@geraldkutney	4	0.000371
@gop	1	625	@roypentland	4	233	@joaquinblume	3	0.000355
@elizabethmay	9	624	@thedemorats	86	220	@glenskurka	9	0.000282
@jkenney	9	558	@dawntj90	4	214	@quea_ali	9	0.000256

## 4.2. Conversación digital

En cuanto a la conversación generada en la red, la figura 6 muestra la red de coocurrencia de las palabras más relevantes, tras eliminar las palabras vacías, las menciones y los hashtags. De las 150 palabras iniciales más relevantes (tras eliminar los términos “energía” y “verde”, ya que se utilizan en la consulta), se suprimieron los enlaces más débiles (el peso mínimo considerado para las aristas fue de 175), y solo se consideraron las comunidades que agrupaban más del 1% de los nodos de la red. Por último, los nodos se ponderaron en función de la centralidad de intermediación. La métrica de centralidad de intermediación identifica el nodo (palabra) con una posición favorable por estar situado entre las trayectorias geodésicas entre otros pares de nodos (palabras) de la red (Hanneman, 2001).

De las ocho comunidades obtenidas, destacan tres (figura 6):

- la primera (en morado), se refiere a los tipos de fuentes de energía verde (“solar”, “water”, “wind”, “offshore”, “hydrogen”, etc.) y a su almacenamiento (“panels”, “battery”, “storage”, etc.);
- la segunda (en verde) se forma en torno al impacto socioeconómico (“jobs”, “people”, “price”, “billions”, “money”, “tax”, “industry”, “companies”, “sector”, “economy”, “invest”, “work”, etc.) de la energía verde, las elecciones en EUA (“vote”, “america”, “government”, “joe”, “biden”, “trump”, etc.), y las energías convencionales (“oil”, “coal”, “gas”, “fracking”, etc.);
- la tercera (en naranja) se centra en el activismo y el cambio climático (“climate”, “change”, “environment”, “planet”, “health”, “Michael”, “moore”, etc.).



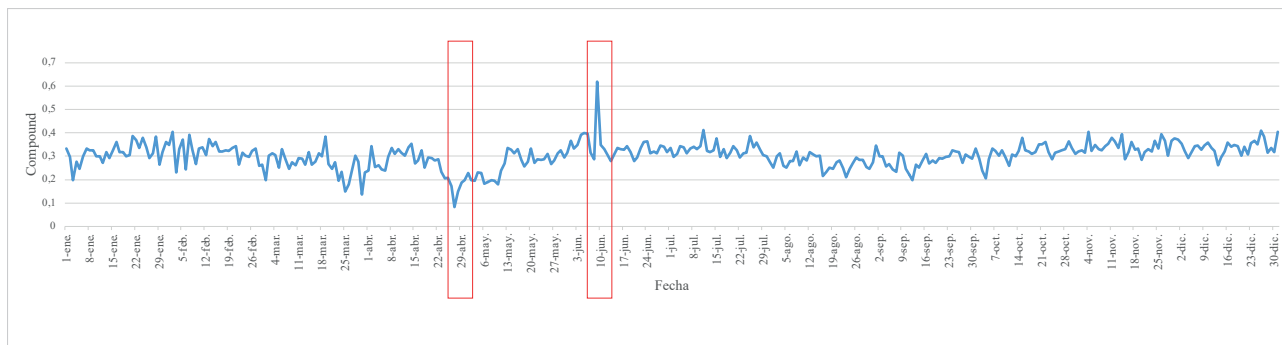


Figura 8. Sentimiento medio de los tweets por día

8 muestra el sentimiento medio de los tweets por día (sumando las puntuaciones de sentimiento de todos los tweets del día y dividiendo por el número de tweets de ese día).

La media de todos los días es superior a 0. No hay grandes saltos en los distintos días, pero el mayor pico de sentimiento negativo se produjo el 27 de abril y el mayor pico de sentimiento positivo el 9 de junio.

El 21 de abril (la víspera del 50º aniversario del primer Día de la Tierra), Michael Moore “@mmflint” (productor ejecutivo) colgó en YouTube el documental *Planet of the humans* (escrito, dirigido y producido por Jeff Gibbs “@jeffgibbstc”) para su visionado gratuito (Gibbs; Moore, 2019). La tesis principal del documental es que las energías renovables y verdes no van a evitar el ecocidio del planeta ya que su fabricación, mantenimiento y reciclaje también dependen de los combustibles fósiles. La película sostiene que las fuentes de energía verde no son, de hecho, ni renovables ni sostenibles, y que la única manera de salvar el mundo es reducir el consumo y el despilfarro de recursos y energía. La conversación digital en torno al documental y a su tesis principal alcanzó su pico emocional más negativo el 27 de abril, con tweets como

“The film is all about ‘green’ energy, totally reliant on FFs. Scams, frauds and lies all uncovered. Your weak attempt to deflect from this truth won’t work. Your damage limitation is embarrassing you”  
<https://twitter.com/redirect/status/1254891772825796614>

Traducción del editor: La película tiene que ver con la energía “verde”, totalmente dependiente de las FF. Estafas, fraudes y mentiras, todo al descubierto. Tu débil intento de desviarte de esta verdad no funcionará. Tu limitación de daño te está avergonzando.

“Hmmm who should he apologize to 1) the Billionaires ripping off the world, 2) the lying, corrupt, green energy pigs ripping off their fellow citizens, or 3) the moronic fools touting the fake, fake, fake mantra of anthropologic climate change - you tell me?”  
<https://twitter.com/redirect/status/1254611718447099904>

Traducción del editor: Hmmm, ¿a quién debería disculparse con 1) los multimillonarios que están estafando al mundo, 2) los cerdos mentirosos, corruptos y de energía verde que están estafando a sus conciudadanos, o 3) los tontos idiotas que pregonan el mantra falso, falso y falso del cambio climático antropológico: me lo dices?

El 9 de junio, la empresa *Adani Green Energy Limited* obtuvo el primer acuerdo vinculado a la fabricación de la *Solar Energy Corporation of India (SECI)*. Como parte de esta adjudicación, la empresa desarrollará proyectos solares por valor de 8 GW, junto con un compromiso que hará que *Adani Solar* establezca 2 GW de capacidad adicional de fabricación de células y módulos solares. Esta adjudicación, la mayor de este tipo en el mundo, supone una inversión de 6.000 millones de dólares (Adani, 2020). La conversación digital en torno a la adjudicación alcanzó su estado emocional más positivo el mismo día, con tweets como

“Adani Green Energy wins the world’s largest solar award, a proud moment for Adani Group. Really this is a magnificent news for India’s green energy landscape; Adani Green Energy wins SECI award. Kudos!”  
<https://twitter.com/redirect/status/1270318548456480768>

Traducción del editor: Adani Green Energy gana la adjudicación solar más grande del mundo, un momento de orgullo para Adani Group. Realmente esta es una magnífica noticia para el panorama de energía verde de la India; Adani Green Energy gana la adjudicación SECI. ¡Felicidades!

“It is reported that Adani Green Energy wins the latest solar award from SECI and Adani Solar will be featured amongst the top 10 solar players by capacity in the BNEF Tier-1 list. This is exemplary. It is superb to know that Adani Green Energy, the latest SECI award winner”  
<https://twitter.com/redirect/status/1270320664663093248>

Traducción del editor: Se ha informado que Adani Green Energy gana la última adjudicación solar de SECI y Adani Solar figurará entre los 10 principales actores solares por capacidad en la lista Tier-1 de BNEF. Esto es ejemplar. Es magnífico saber que Adani Green Energy, [ha sido] la última ganadora de la adjudicación SECI

Tabla 6. Frecuencia de aparición de hashtags relacionados con la ciencia, tecnología e innovación

Posición	Hashtag	Frecuencia
13	#technology	2.807
16	#innovation	2.130
21	#science	1.636
22	#tech	1.485
34	#greentech	1.259
40	#cleantech	1.118

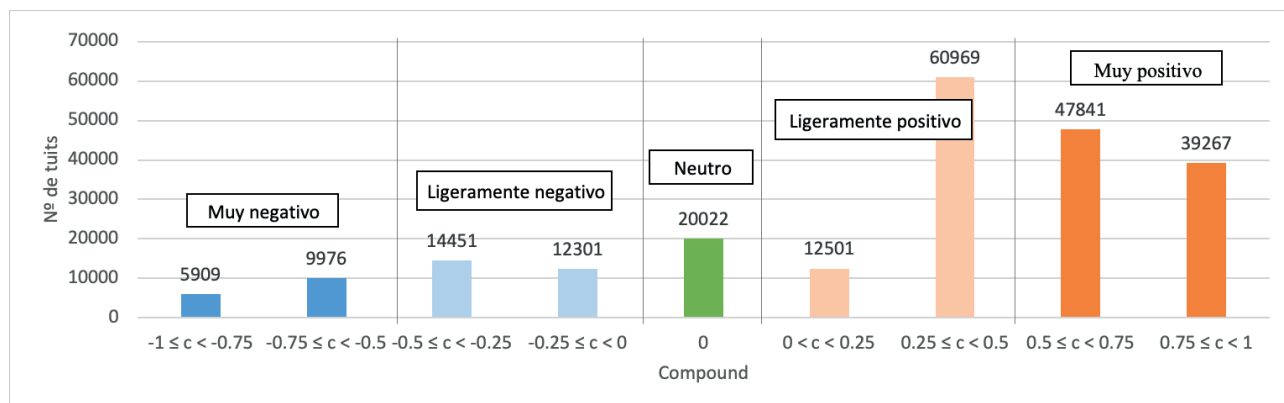


Figura 9. Puntuación del sentimiento positivo y negativo de la conversación digital

La figura 9 confirma que el debate general en la esfera digital fue positivo. Según la clasificación establecida, el 72% de los tweets fueron positivos; además, el 39% de ellos fueron catalogados como muy positivos. Parece que, cuando los diferentes actores conversan sobre temas de energía verde, lo hacen en términos positivos.

Esto parece esperanzador, ya que la causa de los problemas ambientales, entre otros, y las oportunidades para abordarlos, dependen de las percepciones, actitudes y comportamientos de la sociedad (Carvalho, 2009), y los mensajes positivos hacen que la gente se sienta más identificada, motivada y, en muchos casos, esperanzada.

## 5. Limitaciones y otras consideraciones

Uno de los retos más importantes y socialmente trascendentes a los que se enfrenta el paradigma del big data está relacionado con el análisis e interpretación de los datos. Algunos autores del campo de la inteligencia artificial (Campolo *et al.*, 2017) ya han solicitado a la comunidad científica que abandone el uso de algoritmos de “caja negra” y diseñe métodos de estudio basados en algoritmos más sencillos y transparentes que faciliten la labor analítica e interpretativa. Este cambio, que se está produciendo entre los investigadores sobre big data, inteligencia artificial y minería de datos en general (Edizel *et al.*, 2020), representa una gran oportunidad para los científicos de diferentes campos, pero especialmente para los de las Ciencias Sociales y de la Comunicación. En este sentido, la metodología y las herramientas descritas en este estudio podrían aplicarse en diversas investigaciones para abordar el estudio desde diferentes perspectivas, dependiendo de los objetivos de la investigación, aunque dicha estrategia de análisis siempre dependerá de la capacidad interpretativa del investigador.

Asimismo, en el caso de la fuente de datos utilizada, cabe mencionar las limitaciones metodológicas de las investigaciones que utilizan *Twitter* por el sesgo de los datos recogidos y el sesgo de representación al hacer suposiciones generales, así como otros problemas, como, por ejemplo, el lenguaje utilizado por los usuarios (Ruiz-Soler, 2017).

Por último, hay que destacar que el éxito de este tipo de investigaciones viene determinado, en gran medida, por la adecuada selección de los términos utilizados en la estrategia de captura de datos. En este sentido, al ser *Twitter* una plataforma utilizada por un amplio espectro de la sociedad, es posible que diferentes usuarios no estén utilizando el término correcto para referirse a un tema concreto (muy probable cuando los temas son técnicos), o que el término se utilice de forma incorrecta.

## 6. Conclusiones e investigación futura

*Twitter* ofrece una perspectiva de investigación única a la comunidad científica interesada, entre otros, en los movimientos sociales, el debate público o las controversias públicas contemporáneas y los procesos deliberativos. A través de procesos metodológicos específicos (técnicas de big data), se pueden describir las conversaciones digitales mediante enfoques semánticos, así como explicar e interpretar los procesos sociales, políticos y/o empresariales. De este modo, no solo se revela lo que ocurre, sino cómo y por qué, y con qué efectos (Casero-Ripollés, 2018).

Desde la aparición de *Twitter* en octubre de 2006, esta plataforma de microblogging ha despertado un interés creciente en diversos ámbitos, como el académico, el político y el empresarial. Con 353 millones de usuarios activos en 2020, *Twitter* se ha convertido en un reflejo de las opiniones y preocupaciones de la sociedad en general, y de comunidades específicas como científicos, empresarios, partidos políticos y movimientos sociales, sobre temas concretos, como la energía verde.

En la esfera digital hay temas de conversación en torno a la energía verde, así como temas más técnicos, socioeconómicos y políticos, y medioambientales

*Twitter* se ha convertido en un reflejo de las opiniones y preocupaciones de la sociedad en general, y de comunidades específicas como científicos, empresarios, partidos políticos y movimientos sociales, sobre temas concretos, como la energía verde



En este estudio se han utilizado y procesado los datos obtenidos de *Twitter* para proporcionar información que ayude a la sociedad en general, y a la comunidad científica en particular, a contextualizar los fenómenos sociales que se producen en torno a las energías verdes, con el objetivo de comprender mejor las dinámicas y cambios de la sociedad en torno a la energía verde y, así, facilitar la toma de decisiones estratégicas.

En el caso de la energía verde, la conversación digital que se genera es una discusión con baja centralización en general, y más concretamente en el caso de las principales comunidades. La tendencia es que muchos actores interactúen y se organicen en base a sus vínculos (menciones) con otros muchos actores, sin la presencia de un líder absoluto encargado de dinamizar la participación de los usuarios.

Las principales comunidades que forman parte de la conversación digital son de la esfera política, así como del ámbito empresarial y del activista. En cuanto a las conversaciones generadas en la red, éstas se desarrollaron en términos positivos y se centraron en torno a las fuentes de energía verde y el almacenamiento, en general; y más específicamente, en consonancia con las comunidades observadas, en torno a los aspectos socioeconómicos y políticos, y al impacto del cambio climático.

Asimismo, aunque la mayoría de las conversaciones versaron sobre aspectos socioeconómicos, la presencia de cuentas de empresas líderes es escasa. Las redes sociales son un medio esencial para las empresas, sobre todo para las pequeñas y medianas empresas (pymes) que, con una buena estrategia, pueden cumplir muchos de sus objetivos de marketing o de generación de negocio a través de las redes sociales, incluso con un presupuesto limitado para grandes campañas. Sin embargo, en este caso, el uso de *Twitter* no es muy elevado en comparación con otras comunidades.

No obstante, aunque la participación de las empresas es escasa, los fabricantes de equipos o proveedores de energía deberían interesarse por lo que se dice en *Twitter* en relación con el tema de su actividad empresarial, así como por las comunidades que lideran dichos debates. Por ello, este análisis puede ser de gran interés ya que permite incorporar las tendencias o corrientes de opinión pública a los planes estratégicos de negocio, convirtiéndose en una herramienta de “escucha” del entorno social.

Los trabajos futuros relacionados con este estudio podrían adoptar muchas formas. Sería interesante el análisis en profundidad de la conversación en cada una de las comunidades más relevantes; ampliar el estudio para identificar las tendencias en la ciencia utilizando bases de datos como *WoS* y *Scopus*; utilizar la información disponible (palabras seleccionadas) para categorizar futuros tweets según el tema de conversación mediante algoritmos de aprendizaje automático supervisado; o realizar un análisis de sentimiento basado en reglas de aprendizaje automático en lugar de reglas heurísticas. Además, en relación con la minería de datos aplicada a *Twitter* y las cuestiones medioambientales, sería interesante comparar el impacto de diferentes temas o asuntos energéticos en la sociedad.

Las redes sociales son un medio esencial para las empresas, sobre todo para las pequeñas y medianas empresas (pymes) que, con una buena estrategia, pueden cumplir muchos de sus objetivos de marketing o de generación de negocio a través de las redes sociales

Aunque la participación de las empresas es escasa, los fabricantes de equipos o proveedores de energía deberían interesarse por lo que se dice en *Twitter* en relación con el tema de su actividad empresarial, así como por las comunidades que lideran dichos debates

## 7. Nota

1. El debate electoral se celebró el 22 de octubre en EUA; sin embargo, la hora UTC a la que comenzó el debate fue las 02:00 del 23 de octubre en España.

## 8. Referencias

Adani (2020). “Adani green energy wins the world’s largest solar award”. *Newsroom of Adani Green Energy Limited (AGEL)*, Jun 9.  
<https://www.adanigreenenergy.com/newsroom/media-releases>

Adi, Ana (2018). “#Sustainability on *Twitter*: loose ties and green-washing CSR”. In: Grigore, Georgiana; Stancu, Alin; McQueen, David (eds.). *Corporate responsibility and digital communities. An international perspective towards sustainability*. Palgrave studies in governance, leadership and responsibility. Palgrave Macmillan, pp. 99-122. ISBN: 978 3 319 63480 7  
[https://doi.org/10.1007/978-3-319-63480-7\\_6](https://doi.org/10.1007/978-3-319-63480-7_6)

Aguilar-Gallegos, Norman; Martínez-González, Enrique-Genaro; Aguilar-Ávila, Jorge (2017). *Análisis de redes sociales: conceptos clave y cálculo de indicadores*. Chapingo, México: Universidad Autónoma Chapingo (UACH). Centro de investigaciones económicas, sociales y tecnológicas de la agroindustria y la agricultura mundial (Ciestaam). ISBN: 978 607 12 0487 5  
<https://www.redinnovagro.in/pdfs/indicadores.pdf>



- Aguilar-Gallegos, Norman; Martínez-González, Enrique-Genaro; Aguilar-Ávila, Jorge; Santoyo-Cortés, Horacio; Muñoz-Rodríguez, Manrubio; García-Sánchez, Edgar-Iván** (2016). "Social network analysis for catalysing agricultural innovation: from direct ties to integration and radiality". *Estudios gerenciales*, v. 32, n. 140, pp. 197-207.  
<https://doi.org/10.1016/J.ESTGER.2016.06.006>
- Ahuja, Vandana; Shakeel, Moonis** (2017). "Twitter presence of jet airways-deriving customer insights using netnography and wordclouds". *Procedia computer science*, v. 122, pp. 17-24.  
<https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.11.336>
- Bastian, Mathieu; Heymann, Sebastien; Jacomy, Mathieu** (2009). "Gephi: an open source software for exploring and manipulating networks". In: *International AAAI conference on weblogs and social media*.  
<https://gephi.org/publications/gephi-bastian-feb09.pdf>
- Blondel, Vincent D.; Guillaume, Jean-Loup; Lambiotte, Renaud; Lefebvre, Etienne** (2008). "Fast unfolding of communities in large networks". *Journal of statistical mechanics: theory and experiment*, v. 8, n. 10, pp. 1-12.  
<https://doi.org/10.1088/1742-5468/2008/10/P10008>
- Borgatti, Stephen P.; Everett, Martin G.; Johnson, Jeffrey C.** (2013). *Analyzing social networks*. London: SAGE Publications Limited. ISBN: 978 1 52 64 0410 7
- Campolo, Alex; Sanfilippo, Madelyn; Whittaker, Meredith; Crawford, Kate** (2017). *AI now 2017 report*.  
[https://ainowinstitute.org/AI\\_Now\\_2017\\_Report.pdf](https://ainowinstitute.org/AI_Now_2017_Report.pdf)
- Carvalho, Anabela** (2009). "Communication for sustainable policy: connecting science, society and government". *Science for environment policy. Environmental communication*, n. 17.  
[https://ec.europa.eu/environment/integration/research/newsalert/pdf/17si\\_en.pdf](https://ec.europa.eu/environment/integration/research/newsalert/pdf/17si_en.pdf)
- Casero-Ripollés, Andreu** (2018). "Research on political information and social media: Key points and challenges for the future". *El profesional de la información*, v. 27, n. 5, pp. 964-974.  
<https://doi.org/10.3145/epi.2018.sep.01>
- Chamorro, Verónica; Rivera, Richard; Varela-Aldás, José; Castillo-Salazar, David; Borja-Galeas, Carlos; Guevara, César; Arias-Flores, Hugo; Fierro-Saltos, Washington; Hidalgo-Guijarro, Jairo; Yandún-Velasteguí, Marco** (2020). "Twitter mining for multiclass classification events of traffic and pollution". In: *IHSED 2019. International conference on human systems engineering and design: Future trends and applications*, pp. 1030-1036.  
[https://doi.org/10.1007/978-3-030-27928-8\\_153](https://doi.org/10.1007/978-3-030-27928-8_153)
- Chen, Wenhong; Tu, Fangjing; Zheng, Pei** (2017). "A transnational networked public sphere of air pollution: analysis of a Twitter network of PM2.5 from the risk society perspective". *Information, communication & society*, v. 20, n. 7, pp. 1005-1023.  
<https://doi.org/10.1080/1369118X.2017.1303076>
- Cody, Emily M.; Reagan, Andrew J.; Mitchell, Lewis; Dodds, Peter-Sheridan; Danforth, Christopher M.** (2015). "Climate change sentiment on Twitter: an unsolicited public opinion poll". *PLoS one*, v. 10, n. 8.  
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0136092>
- Cossu, Jean-Valère; Dugué, Nicolas; Labatut, Vincent** (2015). "Detecting real-world influence through Twitter". In: *2<sup>nd</sup> European network intelligence conference*.  
<https://doi.org/10.1109/ENIC.2015.20>
- Dahal, Biraj; Kumar, Sathish A. P.; Li, Zhenlong** (2019). "Topic modeling and sentiment analysis of global climate change tweets". *Social network analysis and mining*, v. 9, art. 24.  
<https://doi.org/10.1007/s13278-019-0568-8>
- De-Nooy, Wouter; Mrvar, Andrej; Batagelj, Vladimir** (2018). *Exploratory social network analysis with Pajek*. Cambridge University Press. ISBN: 978 1 108 47414 6
- Edizel, Bora; Bonchi, Francesco; Hajian, Sara; Panisson, André; Tassa, Tamir** (2020). "FaiRecSys: mitigating algorithmic bias in recommender systems". *International journal of data science and analytics*, v. 9, pp. 197-213.  
<https://doi.org/10.1007/S41060-019-00181-5>
- EPA** (2019). *What is green power?*. United States environmental protection Agency.  
<https://www.epa.gov/greenpower>
- European Parliament** (2018). "Directive (EU) 2018/2001 of the European parliament and of the council on the promotion of the use of energy from renewable sources". *Official journal of the European Union*, n. L 328, 21/12/2018.  
<https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/PDF/?uri=CELEX:32018L2001>
- Fernández-Arias, Pablo** (2017). *Análisis de los factores que influyeron en la evolución y desarrollo del reactor nuclear PWR*. Tesis doctoral. Universidad de Salamanca.

- Fernández-Arias, Pablo; Cuevas, Ana; Vergara, Diego** (2021). "Controversia nuclear en España: la central de Lemóniz". *Revista CTS*, v. 16, n. 46, pp. 199-218.  
<http://ojs.revistacts.net/index.php/CTS/article/view/218>
- Freeman, Linton C.** (1978). "Centrality in social networks: conceptual clarification". *Social networks*, v. 1, n. 3, pp. 215-239.  
[https://doi.org/10.1016/0378-8733\(78\)90021-7](https://doi.org/10.1016/0378-8733(78)90021-7)
- Gibbs, Jeff; Moore, Michael** (2019). *Planet of the humans*.  
<https://www.youtube.com/watch?v=Zk11vI-7czE>
- González-Fernández-Villavicencio, Nieves** (2014). "El #hashtag ya tiene historia". *Anuario ThinkEPI*, v. 8, pp. 326-330.  
<https://thinkepi.profesionaldelainformacion.com/index.php/ThinkEPI/article/view/29601>
- Gupta, Kuhika; Ripberger, Joseph; Wehde, Wesley** (2018). "Advocacy group messaging on social media: using the narrative policy framework to study *Twitter* messages about nuclear energy policy in the United States". *Policy studies journal*, v. 46, n. 1, pp. 119-136.  
<https://doi.org/10.1111/psj.12176>
- Hanneman, Robert A.** (2001). "Introducción a los métodos del análisis de redes sociales. Capítulo sexto: centralidad y poder". In: *Introducción a los métodos del análisis de redes sociales*.  
<http://revista-redes.rediris.es/webredes/textos/cap6.pdf>
- Holmberg, Kim; Hellsten, Iina** (2015). "Gender differences in the climate change communication on *Twitter*". *Internet research*, v. 25, n. 5, pp. 811-828.  
<https://doi.org/10.1108/IntR-07-2014-0179>
- Hutto, Clayton J.; Gilbert, Eric** (2014). "Vader: A parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text". In: *Proceedings of the 8th international AAAI conference on weblogs and social media*, pp. 216-225.  
<https://ojs.aaai.org/index.php/ICWSM/article/view/14550/14399>
- Jain, Achin; Jain, Vanita** (2019). "Sentiment classification of *Twitter* data belonging to renewable energy using machine learning". *Journal of information and optimization sciences*, v. 40, n. 2, pp. 521-533.  
<https://doi.org/10.1080/02522667.2019.1582873>
- Khan, M. Ali-ud-din; Uddin, Muhammad-Fahim; Gupta, Navarun** (2014). "Seven V's of big data understanding big data to extract value". In: *Proceedings of the 2014 zone 1 conference of the American Society for Engineering Education*, pp.1-5.  
<https://doi.org/10.1109/ASEEZone1.2014.6820689>
- Khatua, Aparup; Cambria, Erik; Ho, Shirley S.; Na, Jin-Cheon** (2020). "Deciphering public opinion of nuclear energy on *Twitter*". In: *2020 International joint conference on neural networks (IJCNN)*.  
<https://doi.org/10.1109/IJCNN48605.2020.9206903>
- Kim, Jiyoun; Brossard, Dominique; Scheufele, Dietram A.; Xenos, Michael** (2016). "Shared" information in the age of big data: exploring sentiment expression related to nuclear energy on *Twitter*". *Journalism and mass communication quarterly*, v. 93, n. 2, pp. 430-445.  
<https://doi.org/10.1177/1077699016640715>
- Kim, Serena Y.; Ganesan, Koushik; Dickens, Princess; Panda, Soumya** (2020). "Public sentiment toward solar energy: opinion mining of *Twitter* using a transformer-based language model". *Sustainability*, v. 13, n. 5, 2673.  
<https://doi.org/10.3390/su13052673>
- Kramer, Adam D. I.; Guillory, Jamie E.; Hancock, Jeffrey T.** (2014). "Experimental evidence of massive-scale emotional contagion through social networks". In: *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, v. 111, n. 24, pp. 8788-8790.  
<https://doi.org/10.1073/pnas.1320040111>
- Labonte, Dane; Rowlands, Ian H.** (2021). "Tweets and transitions: exploring *Twitter*-based political discourse regarding energy and electricity in Ontario, Canada". *Energy research and social science*, v. 72, p. 101870.  
<https://doi.org/10.1016/j.erss.2020.101870>
- Laney, Doug** (2001). *3D data management: controlling data volume, velocity, and variety*. META Group Inc.  
[https://www.academia.edu/37216189/Application\\_Delivery\\_Strategies](https://www.academia.edu/37216189/Application_Delivery_Strategies)
- Larrondo-Ureta, Ainara; Morales-i-Gras, Jordi; Orbegozo-Terradillos, Julen** (2019). "Feminist hashtag activism in Spain: Measuring the degree of politicisation of online discourse on #yosítecreo, #hermanayositecreo, #cuéntalo y #noestáso-la". *Communication & society*, v. 32, n. 4, pp. 207-221.  
<https://doi.org/10.15581/003.32.4.207-221>

- Li, Qiudan; Jin, Zhipeng; Wang, Can; Zeng, Daniel-Dajun** (2016). "Mining opinion summarizations using convolutional neural networks in Chinese microblogging systems". *Knowledge-based systems*, v. 107, pp. 289-300.  
<https://doi.org/10.1016/j.knosys.2016.06.017>
- Li, Ruopu; Crowe, Jessica; Leifer, David; Zou, Lei; Schoof, Justin** (2019). "Beyond big data: social media challenges and opportunities for understanding social perception of energy". *Energy research and social science*, v. 56, p. 101217.  
<https://doi.org/10.1016/j.erss.2019.101217>
- Ljubljana University (2021). *Orange data mining*.  
<https://orangedatamining.com>
- Macmillan, Gordon** (2015). "8 reasons why Twitter is the home of TV conversation". *Twitter blog*, 29 September.  
[https://blog.twitter.com/en\\_gb/a/en-gb/2015/8-reasons-why-twitter-is-the-home-of-tv-conversation.html](https://blog.twitter.com/en_gb/a/en-gb/2015/8-reasons-why-twitter-is-the-home-of-tv-conversation.html)
- Margolin, Drew; Liao, Wang** (2018). "The emotional antecedents of solidarity in social media crowds". *New media & society*, v. 20, n. 10, pp. 3700-3719.  
<https://doi.org/10.1177/1461444818758702>
- Microsoft (2021). *About power query in Excel - Excel*.  
<https://support.microsoft.com/en-us/office/about-power-query-in-excel-7104fbee-9e62-4cb9-a02e-5bfb1a6c536a>
- Mooney, Peter; Winstanley, Adam; Corcoran, Pdraig** (2009). "Evaluating Twitter for use in environmental awareness campaigns". *Proceedings of the China-Ireland information and communications technologies conference (CICT 2009)*. Maynooth: Department of Computer science, NUI Maynooth ER, pp. 83-86.  
<https://core.ac.uk/download/pdf/297012769.pdf>
- Morales-i-Gras, Jordi** (2017). *Soberanías enredadas: una perspectiva reticular, constructural y agéntica hacia los relatos soberanistas vasco y catalán contemporáneos en Twitter*. Tesis doctoral. Universidad del País Vasco / Euskal Herriko Unibertsitatea.  
<https://addi.ehu.es/handle/10810/22686>
- Morales-i-Gras, Jordi** (2020). *Datos masivos y minería de datos sociales: conceptos y herramientas básicas*.  
<https://jordimorales.com/es/recursos>
- Mrvar, Andrej; Batagelj, Vladimir** (2021). *Programs for analysis and visualization of very large networks. Reference manual*.  
<http://mrvar.fdv.uni-lj.si/pajek/pajekman.pdf>
- Newman, Mark E. J.; Girvan, Michelle** (2004). "Finding and evaluating community structure in networks". *Physical review E*, v. 69, n. 2, 026113.  
<https://doi.org/10.1103/PhysRevE.69.026113>
- Oguntimilehin, Abiodun; Ademola, Emmanuel-Ojo** (2014). "A review of big data management, benefits and challenges". *Journal of emerging trends in computing and information sciences*, v. 5, n. 6, pp. 433-438.  
<https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.677.8629&rep=rep1&type=pdf>
- OpenRefine (2021). *A free, open source, powerful tool for working with messy data*.  
<https://openrefine.org>
- Orbegozo-Terradillos, Julen; Larrondo-Ureta, Ainara; Morales-i-Gras, Jordi** (2020). "Influencia del género en los debates electorales en España: análisis de la audiencia social en #ElDebateDecisivo y #L6Neldebate". *El profesional de la información*, v. 29, n. 2.  
<https://doi.org/10.3145/epi.2020.mar.09>
- Orbegozo-Terradillos, Julen; Morales-i-Gras, Jordi; Larrondo-Ureta, Ainara** (2019). "Feminismos indignados ante la justicia: la conversación digital en el caso de La Manada". *IC revista científica de información y comunicación*, n. 16, pp. 211-247.
- Patgiri, Ripon; Ahmed, Arif** (2016). "Big data : The V's of the game changer paradigm". In: *2016 IEEE 18<sup>th</sup> international conference on high performance computing and communications; IEEE 14<sup>th</sup> international conference on smart city; IEEE 2<sup>nd</sup> international conference on data science and systems (HPCC/SmartCity/DSS)*, pp. 17-24.  
<https://doi.org/10.1109/HPCC-SmartCity-DSS.2016.0014>
- Pilař, Ladislav; Kvasničková-Stanislovská, Lucie; Pitrová, Jana; Krejčí, Igor; Tichá, Ivana; Chalupová, Martina** (2019). "Twitter analysis of global communication in the field of sustainability". *Sustainability*, v. 11, n. 24, 6958.  
<https://doi.org/10.3390/su11246958>
- Prabhakar, Kaila-Rajesh** (2019). "Climate change and Twitter. An empirical analysis of environmental awareness and engagement". *Disaster advances*, v. 12, n. 9, pp. 10-15.

- Reboredo, Juan C.; Ugolini, Andrea** (2018). "The impact of *Twitter* sentiment on renewable energy stocks". *Energy economics*, v. 76, pp. 153-169.  
<https://doi.org/10.1016/j.eneco.2018.10.014>
- Reyes-Menéndez, Ana; Saura, José-Ramón; Álvarez-Alonso, César** (2018). "Understanding #worldenvironmentday user opinions in *Twitter*: a topic-based sentiment analysis approach". *International journal of environmental research and public health*, v. 15, n. 11.  
<https://doi.org/10.3390/ijerph15112537>
- Ruiz-Soler, Javier** (2017). "Twitter research for social scientists: a brief introduction to the benefits, limitations and tools for analysing *Twitter* data". *Dígitos*, v. 1, n. 3, pp. 17-32.  
<https://revistadigitos.com/index.php/digitos/article/view/87>
- Shen, Chien-Wen; Luong, Thai-Ha; Pham, Tuan** (2021). "Exploration of social media opinions on innovation for sustainable development goals by topic modeling and sentiment analysis". In: *Research and innovation forum 2020. RiiForum 2020*, pp. 459-471.  
[https://doi.org/10.1007/978-3-030-62066-0\\_35](https://doi.org/10.1007/978-3-030-62066-0_35)
- Soussan, Tariq; Trovati, Marcello** (2020). "Twitter analysis for business intelligence". In: Barolli Leonard; Nishino, Hsing-Chung; Miwa, Hiroyoshi. *Advances in intelligent networking and collaborative systems. INCoS 2019. Advances in intelligent systems and computing*, v. 1035, pp. 473-480. ISBN: 978 3 030 29035 1  
[https://doi.org/10.1007/978-3-030-29035-1\\_46](https://doi.org/10.1007/978-3-030-29035-1_46)
- Unesco (2021). *Invertir en ciencia, tecnología e innovación*.  
<https://es.unesco.org/themes/invertir-ciencia-tecnologia-e-innovacion>
- Velázquez-Álvarez, O. Alejandro; Aguilar-Gallegos, Norman** (2005). *Manual introductorio al análisis de redes sociales (medidas de centralidad)*.  
[http://revista-redes.rediris.es/webredes/talleres/Manual\\_ARIS.pdf](http://revista-redes.rediris.es/webredes/talleres/Manual_ARIS.pdf)
- Veltri, Giuseppe A.** (2012). "Microblogging and nanotweets: nanotechnology on *Twitter*". *Public understanding of science*, v. 22, n. 7, pp. 832-849.  
<https://doi.org/10.1177/0963662512463510>
- Veltri, Giuseppe A.; Atanasova, Dimitrinka** (2017). "Climate change on *Twitter*: Content, media ecology and information sharing behavior". *Public understanding of science*, v. 26, n. 6, pp. 721-737.  
<https://doi.org/10.1177/0963662515613702>
- WordArt (2021). *Word cloud art creator*.  
<https://wordart.com>
- YouTube (2020). *Donald Trump vs Joe Biden: Full presidential debate | US Election 2020*.  
<https://www.youtube.com/watch?v=GBLCSdx6lk>
- Zeifer, Bárbara** (2020). "El hashtag contestatario: cuando los hashtags tienen efectos políticos". *Dígitos. Revista de comunicación digital*, v. 6, pp. 101-118.  
<https://doi.org/10.7203/rd.v1i6.178>